

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107175

基于小波包能量谱和 ICA 的模拟 电路故障特征提取方法^{*}

单帅帅 马清峰 谢雯鑫

(淮北师范大学 物理与电子信息学院 淮北 235000)

摘要: 针对模拟电路故障特征提取困难问题,提出一种基于小波包能量谱与独立成分分析相结合的模拟电路故障特征提取方法。首先通过仿真获取电路的故障输出信号,采用小波包分析对输出信号进行分解与重构,通过重构系数求取各频带的能量作为故障特征值。再利用独立成分分析算法对故障特征值进行优化,以此构造反映电路故障的特征向量。最后构造支持向量机,输入故障特征向量进行训练和测试,得出电路故障诊断准确率。仿真结果表明,该方法可以有效提取能够表征电路故障的特征参数,诊断准确率可达 95.7%。

关键词: 模拟电路;故障诊断;小波包;独立成分分析

中图分类号: TN707 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.4030

Fault feature extraction of analog circuit based on wavelet packet energy spectrum and ICA

Shan Shuaishuai Ma Qingfeng Xie Wenxin

(School of Physics and Electronic Information Technology, Huaibei Normal University, Huaibei 235000, China)

Abstract: Aiming at the difficulty of analog circuit fault feature extraction, an analog circuit fault feature extraction method based on wavelet packet energy spectrum and independent component analysis is proposed. Firstly, the fault output signal of the circuit is obtained through simulation, the output signal is decomposed and reconstructed by wavelet packet analysis, and the energy of each frequency band is obtained as the fault eigenvalue through the reconstruction coefficient. Then the independent component analysis algorithm is used to optimize the fault eigenvalues, so as to construct the eigenvector reflecting the circuit fault. Finally, the support vector machine is constructed, the fault feature vector is input for training and testing, and the accuracy of circuit fault diagnosis is obtained. Simulation results show that this method can effectively extract the feature parameters that can feature circuit faults, and the diagnosis accuracy can reach 95.7%.

Keywords: analog circuit; fault diagnosis; wavelet packet; independent component analysis

0 引 言

随着电路系统的集成度和复杂度不断增大,模拟电路中的故障诊断成本占据集成电路总诊断成本的绝大部分,因此加强模拟电路故障诊断的研究十分重要^[1-4]。近些年来,有大量学者提出了许多关于模拟电路故障诊断的方法,张朝龙等^[5]提出应用深度置信网络对故障信息进行特征提取,可提取早期故障本质的特征,对相同的故障聚集程度高和不同的故障分离能量强等特点,诊断取得不错的效果;刘美容等^[6]提出将输出的信号进行经验模态分解,原始信号

分解成有限个本征模函数和一个残余分量再与复合多尺度熵结合的方法进行模拟电路故障诊断,对电路的诊断有较高的准确率;张松兰等^[7]提出改进模糊聚类与支持向量机的模拟电路故障诊断方法,可以有效削减计算的复杂度以及提高故障诊断精度;周晶晶等^[8]提出小波变换神经网络的模拟电路故障诊断;胡含冰^[9]利用最大重叠离散小波包变换和局部 Fisher 判别的方法进行模拟电路故障诊断;王锋等^[10]利用峭度来描述故障信息对模拟电路故障进行诊断。以上的方法都偏重于模拟电路故障的特征提取。

小波包分析^[11]是在小波分析上的延展,可以对小波分

收稿日期:2021-07-05

^{*} 基金项目:2020 年度安徽高校自然科学研究项目(KJ2020A0030)、2020 年校级质量工程项目(2020xxqhz001)资助

解未涉及到高频部分信号进行分解,也可以对信号的频带进行划分,提高时频分辨率。独立成分分析^[12]是在统计独立的设定下,可以从混合的信号中进行盲源分离,进而找到隐含在混合信号中的独立源信号,达到盲源分离的目的。本文选取小波包分析进行模拟电路故障的特征提取,可以有效分析线性电路,而且能够反映模拟电路本身具有的故障信息。为了进一步提高模拟电路故障诊断的准确率,本文从优化信号特征提取的角度,利用小波包与独立成分分析对故障电路特征提取方法的优势,将两种方法有效的结合起来,提高诊断的准确率。

1 小波包

1.1 小波包分解理论

小波包具有良好的时频特征,相比较于小波分析,可以对信号的高频部分进行分解,这种分解没有疏漏也没有冗余,对高频信息的信号能够进行更好的时频局部化分析^[13]。

下面将用 3 层小波包分解说明分解过程。如图 1 所示,(0,0)表示原始信号,经过一层小波包分解后得到低频信号(1,0)和高频信号(1,1),再对低频和高频信号进行分解,得到下一尺度函数的低频和高频信号,以此类推,可以得到 i 层小波包分解的低频与高频信号。

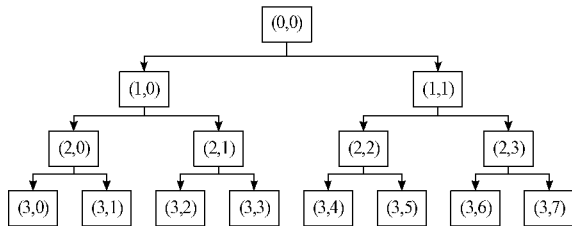


图 1 3 层小波包分解图

对信号进行小波包分解:

$$\begin{aligned} \omega(t) &= \sqrt{2} \sum_n h(n) \omega(2t - n) \\ \varphi(t) &= \sqrt{2} \sum_n g(n) \varphi(2t - n) \end{aligned} \quad (1)$$

正交尺度函数 $\omega(t)$ 和正交小波函数 $\varphi(t)$, $h(n)$ 和

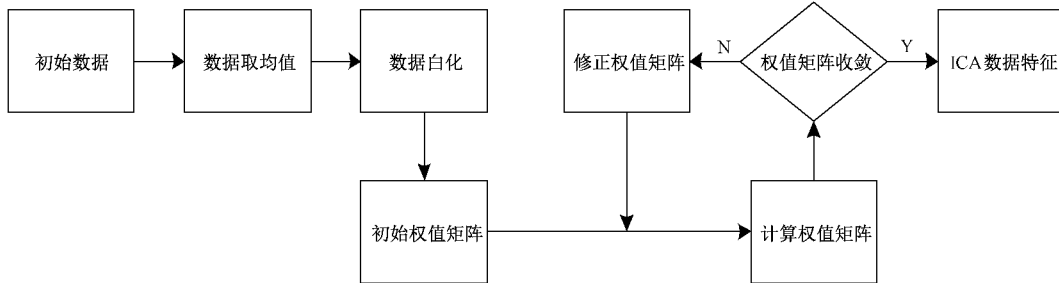


图 2 ICA 算法流程

2.2 WP-ICA 融合

小波包和独立成分分析作为特征提取的方法,具有很好的时域局部特性、分辨率高和很强的抗干扰能力以及对

$g(n)$ 分别表示多尺度函数中滤波器系数。小波包系数的递推公式:

$$d_{i+1}^{2k} = \sum_n h(n - 2t) d_i^k(n) \quad (2)$$

$$d_{i+1}^{2k+1} = \sum_n g(n - 2t) d_i^k(n)$$

小波包重构公式为:

$$d_i^k(n) = 2 \left[\sum_{\tau} h(n - 2\tau) d_{i+1}^{2k+1}(n) + \sum_{\tau} g(n - 2\tau) d_{i+1}^{2k}(n) \right] \quad (3)$$

$d_i^k(n)$ 是小波包分解后节点 (i, k) 所对应的第 n 个数,节点 (i, k) 表示第 i 层的第 k 个频带。

1.2 小波包能量谱

如果模拟电路出现故障,那么输出信号的每个频段能量都会发生变化。按照 Parseval 恒等式可知:小波包能量和初始信号能量之间存在相等关系:

$$\int_{-\infty}^{\infty} |f(x)|^2 dx = \sum |d(i, n)|^2 \quad (4)$$

对采集到的故障信号进行小波包分解,第 i 层第 j 个频带对应的能量为:

$$E_{j,i} = \sum_{n=1}^M |d_{j,i}(n)|^2, i = 1, 2, 3, \dots, 2^i \quad (5)$$

式中: M 为第 j 个频带的长度, $d_{j,i}(n)$ 表示小波包分解后节点 (i, j) 对应的第 n 个小波包系数。全部节点的能量构成小波包能量谱作为故障特征,再进行归一化处理得到故障特征向量:

$$T = [E_{1,i}/E_i, E_{2,i}/E_i, E_{3,i}/E_i, \dots, E_{j,i}/E_i]$$

$E_i = \sum_{j=1}^{2^i} E_{j,i}$ 表示分解后第 i 层各频带的总能量。

2 ICA 独立成分分析

2.1 ICA 分析原理

ICA 独立成分分析是一种数据分析工具,在统计学中,利用统计原理进行计算的方法,通过线性转换将数据或信号分解成统计上独立的非高斯信号源的线性组合。ICA 算法流程图如图 2 所示。

故障信号和噪声信号组合的混合信号有着很好的分离效果。本实验使用小波包与独立成分分析相融合的方法应用在模拟电路故障的特征提取上,利用自身提取目标的优

势,能够更好的提取故障信号的能量特征,反映故障信号的特点,从而提高模拟电路故障诊断的准确率。WP-ICA特征提取流程图,如图3所示。

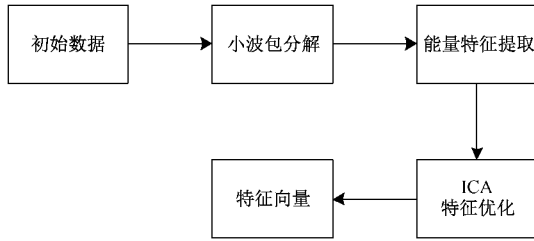


图3 WP-ICA特征提取

3 故障实例分析

3.1 电路实例流程

为了验证实验方法的有效性,本实验采用典型 Sallen-Key 滤波电路作为诊断电路,在 NI Multisim 仿真软件中建立电路图模型。

电路各器件的参数如图4所示,设置电阻的容差是5%,电容的容差是10%。激励电压选 $ARMS=1\text{ V}$ 、频率为15 kHz的正弦信号。

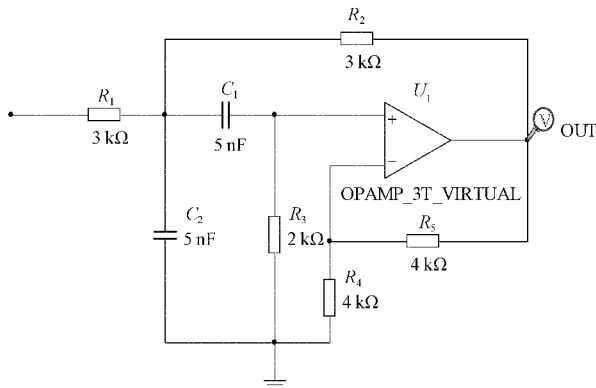


图4 Sallen-Key带通滤波电路

在实际生活中,模拟电路故障约80%都是单故障^[14],所以本文只进行软故障的诊断,当电路中任何一个元件高于或者低于标称值10%时,且其他各元件都在自己的容差范围内波动。为了提高故障的有效分析,采用参数扫描和灵敏度分析对电路进行可测性分析。具体故障设置如表1所示。

表1 Sallen-Key带通滤波电路软故障模式

| 故障编号 | 故障类型 | 正常值 | 故障值 |
|------|--------|------|--------|
| A0 | normal | — | — |
| A1 | C1 ↑ | 5 nF | 5.5 nF |
| A2 | C1 ↓ | 5 nF | 4.5 nF |
| A3 | C2 ↑ | 5 nF | 5.5 nF |
| A4 | C2 ↓ | 5 nF | 4.5 nF |
| A5 | R2 ↑ | 3 kΩ | 3.3 kΩ |
| A6 | R2 ↓ | 3 kΩ | 2.7 kΩ |
| A7 | R3 ↑ | 2 kΩ | 2.2 kΩ |
| A8 | R3 ↓ | 2 kΩ | 1.8 kΩ |

3.2 故障信号特征提取

在 NI Multisim 中,设置仿真参数:结束时间(TSTOP=500 μs)、最大时间步(TMAX=10 μs)。根据上节描述,对设置的故障类型分别进行60次 MonteCarlo 分析,然后进行瞬态分析,在输出点 OUT 处获取故障类型的输出电压波形。

本实验最重要的是利用小波包与 ICA 相结合得到故障信息的特征向量,它的特征量越大,故障特征信息就越多,但是相应的支持向量机运算量会变大,所以选取 db3 小波函数对样本进行3层小波包分解^[15],得到8个故障特征值组成的特征向量 $[E_{3,0}, E_{3,1}, E_{3,2}, E_{3,3}, E_{3,4}, E_{3,5}, E_{3,6}, E_{3,7}]$,可以在保证正确率的同时,降低信息量而且可以缩短故障诊断的时间,部分数据如表2所示。

表2 小波包与 ICA 优化后归一化的部分故障特征能量

| 故障编号 | $E_{3,0}$ | $E_{3,1}$ | $E_{3,2}$ | $E_{3,3}$ | $E_{3,4}$ | $E_{3,5}$ | $E_{3,6}$ | $E_{3,7}$ |
|------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| A0 | -1.000 0 | 0.999 4 | 0.997 4 | -0.495 1 | 0.999 8 | 0.999 6 | 0.999 6 | 0.999 9 |
| A1 | -1.000 0 | 0.999 5 | 1.000 0 | 0.999 9 | 0.999 9 | 0.998 8 | 0.999 5 | 0.999 7 |
| A2 | -1.000 0 | 0.999 8 | 0.999 8 | 0.999 5 | 0.999 8 | 0.998 3 | 0.995 5 | 0.999 7 |
| A3 | -1.000 0 | 0.999 9 | -0.495 6 | 0.999 4 | 0.999 9 | 0.999 9 | 0.999 9 | 0.999 3 |
| A4 | -1.000 0 | 0.999 7 | 0.999 7 | 0.999 7 | 0.999 2 | 0.999 9 | 0.999 8 | -0.494 9 |
| A5 | -1.000 0 | 0.999 8 | 0.999 5 | 0.999 7 | -0.999 9 | 0.999 3 | 0.999 5 | 0.999 9 |
| A6 | -1.000 0 | 0.998 7 | 1.000 0 | 0.999 9 | 0.999 8 | 0.999 8 | 0.999 8 | 0.999 9 |
| A7 | -1.000 0 | 0.998 6 | 0.998 2 | 0.999 9 | 0.998 8 | -0.495 6 | 0.999 4 | 0.999 9 |
| A8 | -1.000 0 | 0.998 4 | 1.000 0 | 0.999 3 | 0.997 2 | 0.999 9 | -0.495 4 | 1.000 0 |

3.3 诊断分析

本实验通过使用支持向量机作为分类器对小波包与 ICA 优化后的故障特征数据进行训练和学习分类。对

9种故障模式下共有540个样本,从540个样本中随机选取400个样本作为训练样本和140个样本作为测试样本。选取 RBF 核函数来构造 SVM 分类器,采用网格搜索交叉

验证法选取最优的惩罚参数 C 以及核参数 g ^[16]。把小波包提取的能量谱故障样本送入 SVM 中进行训练和诊断, 经过 100 组诊断测试取平均值, 其诊断结果如表 3 所示。

表 3 WP 能量谱诊断结果

| 实验次数 | 训练准确率/% | 测试准确率/% |
|------|---------|---------|
| 1 | 95.3 | 91.4 |
| 2 | 97.7 | 91.4 |
| 3 | 95.2 | 92.1 |
| 4 | 96.2 | 89.2 |
| 5 | 96.0 | 90.7 |
| 6 | 94.3 | 89.3 |
| ... | ... | ... |
| 97 | 97.7 | 91.4 |
| 98 | 94.7 | 92.1 |
| 99 | 97.2 | 89.2 |
| 100 | 98.5 | 88.5 |
| 均值 | 96.4 | 90.9 |

经过 ICA 处理过的小波包能量谱故障样本送入 SVM 中进行训练和诊断, 经过 100 组诊断测试取平均值, 其诊断结果如表 4 所示。

表 4 WP-ICA 能量谱诊断结果

| 实验次数 | 训练准确率/% | 测试准确率/% |
|------|---------|---------|
| 1 | 98.2 | 95.0 |
| 2 | 99.2 | 95.0 |
| 3 | 98.5 | 95.0 |
| 4 | 98.7 | 95.7 |
| 5 | 99.5 | 95.0 |
| ... | ... | ... |
| 97 | 98.5 | 95.0 |
| 98 | 98.7 | 94.2 |
| 99 | 98.2 | 95.5 |
| 100 | 98.0 | 95.0 |
| 均值 | 98.7 | 95.7 |

从诊断结果可知, 经过 ICA 处理的小波包能量谱和未经过 ICA 处理的能量谱训练准确率均值分别为 96.4% 和 98.7%, 测试准确率均值分别为 90.9% 和 95.7%, 相比经过 ICA 处理的能量谱测试准确率提高了 4.8%。

本文除了与小波包能量谱特征提取方法进行实验对比外, 还与其他文献提出的方法进行分析, 诊断结果比较如表 5 所示, 可以看出本文提出的故障特征提取方法测试准确率均高于其他两种方法, 诊断效果更好。

表 5 不同提取方法诊断结果对比

| 方法 | 测试准确率/% |
|------------|---------|
| 文献[14] | 92.5 |
| WP 能量谱 | 90.9 |
| WP-ICA 能量谱 | 95.7 |

4 结 论

本文提出基于小波包能量谱和独立成分分析相结合的特征提取的方法可以对模拟电路故障信息进行有效地提取。通过独立成分分析算法对小波包能量谱进行优化, 构造故障特征向量, 最后输入到支持向量机中进行故障模式识别。本文使用典型的 Sallen-Key 带通滤波电路进行诊断, 经过仿真结果表明, 该方法优于以能量或 PCA 为特征提取的方法, 测试准确率均值达到 95.7%。SVM 结合本文特征提取的方法可以有效提高故障的准确率, 验证了研究方法的有效性, 同时对其他故障诊断有着一定的参考意义。

参考文献

- [1] 袁莉芬, 宁曙光, 何怡刚, 等. 基于改进 SAE-SOFTMAX 的模拟电路故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(7): 36-45.
- [2] 邓勇, 胡徐松. 基于 EMD 和 SPS 的容差模拟电路故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(2): 67-72.
- [3] 李光升, 欧博, 石海滨. 现代模拟电路故障诊断技术发展综述[J]. 计算机测量与控制, 2019, 27(5): 5-8.
- [4] 盛沛, 许爱强, 单鑫, 等. 基于边际能量谱的电子设备性能退化型故障诊断方法研究[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(2): 118-122.
- [5] 张朝龙, 何怡刚, 杜博伦. 基于 DBN 特征提取的模拟电路早期故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(10): 112-119.
- [6] 刘美容, 刘津涛, 何怡刚. 基于 EMD 复合多尺度熵的模拟电路故障诊断方法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(4): 51-56.
- [7] 张松兰, 田丽. 基于改进模糊聚类和支持向量机的模拟电路故障诊断[J]. 测控技术, 2016, 35(12): 123-126, 130.
- [8] 周晶晶, 程慧华, 安明, 等. 基于神经网络方法的模拟电路故障诊断研究[J]. 现代电子技术, 2015, 38(23): 47-50.
- [9] 胡含兵. 基于 MODWPT 与 LFDA 的模拟电路故障诊断[J]. 电子测量技术, 2019, 42(7): 49-53.
- [10] 王锋, 石子君, 施健. 基于峭度特征提取的模拟电路故障诊断[J]. 计量与测试技术, 2018, 45(1): 95-98.
- [11] 肖玉飞, 刘祖润, 李口. 基于小波包能量熵与 SVM 的模拟电路故障诊断[J]. 电子测量技术, 2011, 34(6): 110-113.
- [12] 王普, 辛娇娇, 高学金, 等. 基于独立元分析-最小二乘支持向量机的冷水机组故障诊断方法[J]. 北京工业大学学报, 2017, 43(11): 1641-1647.
- [13] 何星, 王宏力, 陆敬辉, 等. 基于优选小波包和 ELM 的模拟电路故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(11): 2614-2619.

- [14] 袁莉芬,孙业胜,何怡刚,等. 基于小波包优选的模拟电路故障特征提取方法[J]. 电工技术学报,2018,33(1): 158-165.
- [15] 宝石,许军. 基于信息融合的模拟电路故障的特征提取与融合方法[J]. 计算机测量与控制,2017,25(8):1-4.
- [16] 潘曙光,刘香,唐圣学,等. 基于网格搜索的改进 SVM 模拟电路故障诊断方法[J]. 微电子学,2018,48(1): 108-114.

作者简介

单帅帅,硕士生,主要研究方向为模拟电路故障诊断。

E-mail:1638429245@qq.com

马清峰(通信作者),博士,主要研究方向为电子设备自动测试与故障诊断。

E-mail:maqifc@126.com

谢雯鑫,硕士生,主要研究方向为模拟电路故障诊断。

E-mail:654893605@qq.com